



Машинне навчання

Робоча програма навчальної дисципліни (Силабус)

Реквізити навчальної дисципліни

Рівень вищої освіти	Перший (бакалаврський)
Галузь знань	14 Електрична інженерія
Спеціальність	141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка
Освітня програма	Інжиніринг інтелектуальних електротехнічних та мехатронних комплексів
Статус дисципліни	Нормативна
Форма навчання	Очна (денна)
Рік підготовки, семестр	3 рік навчання, осінній семестр
Обсяг дисципліни	4 кредити 120 годин (36 год. лекцій, 36 год. практичних, 48 год. СРС)
Семестровий контроль/ контрольні заходи	Залік
Розклад занять	https://schedule.kpi.ua/
Мова викладання	Українська
Інформація про керівника курсу / викладачів	Лектор: к.т.н., доцент, Босак Алла Василівна, тел. 050-729-50-67, email: alla_koz@ukr.net Практичні / Семінарські: к.т.н., доцент, Босак Алла Василівна, тел. 050-729-50-67, email: alla_koz@ukr.net
Розміщення курсу	https://do.ipk.kpi.ua/course/view.php?id=4166

Програма навчальної дисципліни

1. Опис навчальної дисципліни, її мета, предмет вивчення та результати навчання

Дисципліна "Машинне навчання" знайомить студентів з фундаментальними концепціями, алгоритмами та методами, що дозволяють комп'ютерним системам навчатися на основі даних. Курс охоплює три основні парадигми машинного навчання: кероване навчання (supervised learning), некероване навчання (unsupervised learning) та навчання з підкріпленням (reinforcement learning). Основний акцент робиться на практичному застосуванні алгоритмів для розв'язання реальних задач, таких як класифікація, регресія, кластеризація та зменшення розмірності, з використанням мови програмування Python та провідних бібліотек (Scikit-learn, Pandas, NumPy, TensorFlow/PyTorch).

Мета вивчення дисципліни – надати студентам міцну теоретичну базу та розвинути практичні навички для розробки, реалізації та оцінки моделей машинного навчання для аналізу даних та створення інтелектуальних систем.

¹ Електронна пошта викладача або інші контакти для зворотного зв'язку, можливо зазначити прийомні години або години для комунікації у разі зазначення контактних телефонів. Для силабусу дисципліни, яку викладає багато викладачів (наприклад, історія, філософія тощо) можна зазначити сторінку сайту де представлено контактну інформацію викладачів для відповідних груп, факультетів, інститутів.

Предметом навчальної дисципліни є математичні основи, алгоритми, моделі та методологія застосування машинного навчання для вирішення прикладних задач..

Програмні результати навчання:

- Розробляти, впроваджувати та досліджувати математичні моделі об'єктів, процесів і явищ, використовувати методи математичного та комп'ютерного моделювання.
- Проєктувати та розробляти програмне забезпечення із застосуванням різних парадигм програмування.
- Проводити експериментальні дослідження для отримання, збору, обробки, аналізу, інтерпретації та візуалізації емпіричних даних.

Компетентності:

- Здатність застосовувати знання з фундаментальних розділів математики (лінійної алгебри, математичного аналізу, теорії ймовірностей та математичної статистики) в обсязі, необхідному для розв'язання задач комп'ютерних наук.
- Здатність застосовувати методи та алгоритми обчислювального інтелекту та інтелектуального аналізу даних.
- Здатність проєктувати та розробляти архітектури програмних систем та їх окремих компонентів.

2. Пререквізити та постреквізити дисципліни (місце в структурно-логічній схемі навчання за відповідною освітньою програмою)

Пререквізити. Для успішного засвоєння курсу студенти повинні володіти знаннями з «Вищої математики» (лінійна алгебра, математичний аналіз), «Теорії ймовірностей та математичної статистики», а також мати впевнені навички програмування на мові Python.

Постреквізити. Знання та навички, отримані в рамках курсу, є основою для вивчення таких дисциплін, як «Глибинне навчання», «Обробка природної мови», «Комп'ютерний зір», «Аналіз великих даних», а також для виконання кваліфікаційної роботи бакалавра та подальшої професійної діяльності в галузі Data Science.

3. Зміст навчальної дисципліни

- **Розділ 1. Вступ та основи керованого навчання:**
 - Тема 1.1. Вступ до машинного навчання. Типи задач та моделей.
 - Тема 1.2. Етапи розробки ML-проєкту. Підготовка та попередній аналіз даних.
 - Тема 1.3. Лінійна регресія. Метрики якості регресії.
 - Тема 1.4. Логістична регресія. Метрики якості класифікації.
- **Розділ 2. Просунуті методи керованого навчання:**
 - Тема 2.1. Метод k-найближчих сусідів (k-NN).
 - Тема 2.2. Метод опорних векторів (SVM).
 - Тема 2.3. Дерева рішень.
 - Тема 2.4. Ансамблеві методи: беггінг, випадковий ліс, бустинг.
- **Розділ 3. Некероване навчання та вступ до глибинного навчання:**
 - Тема 3.1. Кластеризація: метод k-середніх.
 - Тема 3.2. Зменшення розмірності: метод головних компонент (PCA).
 - Тема 3.3. Вступ до нейронних мереж. Перцептрон.
 - Тема 3.4. Багатошаровий перцептрон (MLP) та алгоритм зворотного поширення помилки.

4. Навчальні матеріали та ресурси

Базова література:

1. Основи машинного навчання: навч. посіб. / В. О. Харченко. – Суми : Сумський державний університет, 2023. – 264 с.
2. Могильний, С. Б. Машинне навчання в радіотехнічних комп'ютеризованих системах. Лабораторний практикум [Електронний ресурс]: навч. посіб. для здобувачів ступеня магістра за освітніми програмами «Радіотехнічні комп'ютеризовані системи», «Інформаційна та комунікаційна радіоінженерія», «Інтелектуальні технології радіоелектронної техніки» спеціальності 172 «Електронні комунікації та радіотехніка» / С. Б. Могильний ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 3,26 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2023. – 175 с. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/57240>
3. Олещенко, Л. М. Машинне навчання. Комп'ютерний практикум [Електронний ресурс] : навчальний посібник для студентів, які навчаються за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення», освітня програма «Інженерія програмного забезпечення мультимедійних та інформаційно-пошукових систем» / Л. М. Олещенко ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 2,54 Мбайт). – Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. – 92 с. <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/48731>
4. Наука про дані: машинне навчання та інтелектуальний аналіз даних – Електронний навчальний посібник / В. Б. Мокін, М. В. Дратований – Вінниця : ВНТУ, 2024. – 263 с.
5. Машинне навчання : навчальний посібник / Т. М. Басюк, В. В. Литвин, Л. М. Захарія, Н. Е. Кунанець; за науковою редакцією д.т.н., проф., В. В. Пасічника. – 3-тє видання, стереотипне. – Львів: «Новий Світ – 2000», 2025. – 330 с. (Серія «Комп'ютинг»). ISBN 978-617-7519-42-2

Допоміжна література:

1. Інтелектуальний аналіз даних та машинне навчання. Частина 1. Базові методи та засоби аналізу даних / Я. В. Іванчук, В. І. Месюра, А. А. Яровий, О. Д. Манжілевський – Вінниця : ВНТУ, 2021. – 69 с.
2. Литвин В. В., Пасічник В. В., Яцишин Ю. В. Інтелектуальні системи: Підручник — Львів: "Новий Світ - 2000", 2021 - 406 с.
3. Основи програмування. Python. Частина 1 [Електронний ресурс]: підручник для студ. спеціальності 122 "Комп'ютерні науки", спеціалізації "Інформаційні технології в біології та медицині" / А. В. Яковенко ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 1,59 Мбайт). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2018. – 195 с.
4. Мова python для інженерних та наукових задач [Електронний ресурс] : підручник для здобувачів ступеня бакалавра за спеціальністю 162 «Біотехнології та біоінженерія», магістра за спеціальністю за спеціальністю 162 «Біотехнології та біоінженерія», бакалавра за спеціальністю 104 «Фізика та астрономія» та магістра за спеціальністю 104 «Фізика та астрономія» / О. Ю. Горобець, С. В. Горобець, К. Ю. Хахно ; КПІ ім. Ігоря Сікорського. – Електронні текстові дані (1 файл: 8,95). – Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024. – 277 с.

Літературу, бібліографія якої подана із посиланням, можна знайти в інтернеті. Літературу, бібліографія якої не містить посилання, можна знайти в бібліотеці КПІ ім. Ігоря Сікорського. Обов'язковим для прочитання є окремі розділи базової літератури [1]-[5]. Розділи базової літератури, що є обов'язковими для прочитання, а також зв'язок цих ресурсів з конкретними темами дисципліни наводиться нижче, в методиці опанування навчальної дисципліни. Усі інші літературні джерела є факультативними, з ними рекомендується ознайомитись

5. Методика опанування навчальної дисципліни (освітнього компонента)

Лекційні заняття

№ з/п	Назва теми лекції та перелік основних питань (посилання на літературу)
1-2	Лекція 1. Тема 1.1. Вступ до машинного навчання. Парадигми навчання. Визначення машинного навчання (ML). Відмінності від традиційного програмування. Основні парадигми навчання: кероване, некероване та з підкріпленням. Типові задачі: класифікація, регресія, кластеризація. Література: [1-3]. Лекція 2. Тема 1.2. Етапи розробки ML-проєкту та підготовка даних. Огляд повного життєвого циклу проєкту. Дослідницький аналіз даних (EDA). Методи попередньої обробки даних: робота з пропущеними значеннями, кодування категоріальних ознак (One-Hot Encoding), масштабування числових ознак (Standardization, Normalization). Література: [1-3].
3-4	Лекція 3. Тема 1.3. Лінійна регресія та метод найменших квадратів. Формалізація задачі регресії. Модель простої та множинної лінійної регресії. Функція втрат (MSE). Аналітичне рішення (Normal Equation). Ідея градієнтного спуску. Література: [1-3]. Лекція 4. Тема 1.3. Поліноміальна регресія. Перенавчання та регуляризація. Розширення лінійної регресії для нелінійних залежностей. Проблеми недонавчання та перенавчання. Компроміс Bias-Variance. Методи регуляризації: L1 (Lasso) та L2 (Ridge). Література: [1].
5-6	Лекція 5. Тема 1.4. Задача класифікації. Логістична регресія. Перехід від регресії до класифікації. Сигмоїдна функція. Побудова моделі логістичної регресії. Інтерпретація результатів як ймовірностей. Функція втрат (Log Loss / Cross-Entropy). Література: [2-4]. Лекція 6. Тема 1.4. Оцінка моделей класифікації. Недоліки метрики Accuracy. Матриця помилок (Confusion Matrix). Метрики Precision, Recall, F1-score. Крива робочих характеристик (ROC-крива) та площа під нею (AUC). Література: [4-6].
7-8	Лекція 7. Тема 2.1. Метричні алгоритми: метод k-найближчих сусідів (k-NN). "Ліниві" (lazy learning) алгоритми. Ідея методу k-NN для класифікації та регресії. Вибір метрики відстані. Важливість масштабування ознак. Вплив параметра k. Література: [5-6]. Лекція 8. Тема 2.2. Метод опорних векторів (Support Vector Machines). ошук оптимальної розділяючої гіперплощини з максимальним зазором. Поняття опорних векторів. "М'який" зазор. "Ядерний трюк" (Kernel Trick) для нелінійних даних. Література: [1-4].
9-10	Лекція 9. Тема 2.3. Дерева рішень для класифікації та регресії. Структура дерева. Процес побудови (рекурсивне розбиття). Критерії розбиття: індекс Джині та приріст інформації. Проблема перенавчання та методи "обрізки". Література: [3-6]. Лекція 10. Тема 2.4. Ансамблі. Беггінг та Випадковий ліс (Random Forest). Ідея ансамблювання. Беггінг (Bootstrap Aggregating) для зменшення дисперсії. Алгоритм Випадкового лісу: поєднання беггінгу з випадковим вибором ознак. Література: [1, 2].
11-12	Лекція 11. Тема 2.4. Ансамблі: Бустинг. Послідовна побудова моделей, де кожна наступна виправляє помилки попередньої. Алгоритм AdaBoost. Градієнтний бустинг. Огляд сучасних реалізацій: XGBoost, LightGBM. Література: [1-5].

	Лекція 12. Тема 2.4. Практичні аспекти оцінки моделей: крос-валідація. Необхідність надійної оцінки узагальнюючої здатності моделі. Метод К-блокової крос-валідації (K-Fold Cross-Validation). Стратифікована крос-валідація. Література: [3-5].
13-14	Лекція 13. Тема 2.4. Оптимізація гіперпараметрів. Відмінність параметрів від гіперпараметрів. Методи пошуку оптимальних гіперпараметрів: пошук по сітці (Grid Search), випадковий пошук (Randomized Search). Література: [2-5]. Лекція 14. Тема 3.1. Некероване навчання. Кластеризація та алгоритм k-середніх. Постановка задачі. Покроковий розбір алгоритму k-середніх (K-Means). Визначення оптимальної кількості кластерів (метод "ліктя", коефіцієнт силуету). Література: [1-5].
15-16	Лекція 15. Тема 3.2. Зменшення розмірності. Метод головних компонент (PCA). "Прокляття розмірності". Геометрична інтерпретація PCA: пошук нових ортогональних осей (головних компонент), що максимізують дисперсію даних. Література: [1-5]. Лекція 16. Тема 3.3. Вступ до штучних нейронних мереж. Перцептрон. Біологічна мотивація. Математична модель нейрона. Архітектура та принцип роботи перцептрона. Обмеження перцептрона: проблема лінійної роздільності (XOR). Література: [1-5].
17-18	Лекція 17. Тема 3.4. Багатошаровий перцептрон та алгоритм зворотного поширення помилки. Архітектура MLP: шари, нейрони. Роль нелінійних функцій активації (ReLU). Алгоритм зворотного поширення помилки (Backpropagation) для навчання мережі. Література: [1-5]. Лекція 18. Тема 3.4. Сучасні напрямки та архітектури. Підсумки курсу. Огляд просунутих тем: згорткові (CNN) та рекурентні (RNN) нейронні мережі. Навчання з підкріпленням. Узагальнення пройденого матеріалу. Література: [1-5].

Практичні заняття

№ з/п	Завдання, які виносяться на практичні заняття
Практичне заняття 1	Налаштування робочого середовища: Python, Jupyter, Scikit-learn, Pandas.
Практичне заняття 2	Попередня обробка даних з Pandas та NumPy: робота з пропусками, кодування категоріальних ознак.
Практичне заняття 3	Реалізація та застосування простої та множинної лінійної регресії на Scikit-learn.
Практичне заняття 4	Боротьба з перенавчанням: реалізація Ridge та Lasso регресії. Оцінка метрик якості (MSE, R ²).
Практичне заняття 5	Побудова моделі логістичної регресії для бінарної класифікації.
Практичне заняття 6	Розрахунок та інтерпретація метрик. Аналіз матриці помилок. Побудова ROC-кривої.
Практичне заняття 7	Реалізація класифікатора k-NN. Вплив параметра 'k' та вибір метрики відстані.
Практичне заняття 8	Застосування SVM для лінійної та нелінійної класифікації.
Практичне заняття 9	Побудова та візуалізація дерева рішень. Аналіз важливості ознак.
Практичне заняття 10	Застосування Random Forest для задачі класифікації. Порівняння з одним деревом.
Практичне заняття 11	Побудова моделі на основі градієнтного бустингу (XGBoost/LightGBM).

Практичне заняття 12	Застосування K-Fold крос-валідації для надійної оцінки моделі.
Практичне заняття 13	Автоматизований підбір оптимальних гіперпараметрів для моделі за допомогою GridSearchCV.
Практичне заняття 14	Сегментація даних за допомогою K-Means. Визначення оптимальної кількості кластерів.
Практичне заняття 15	Застосування PCA для зменшення розмірності та візуалізації даних.
Практичне заняття 16	Реалізація простого перцептрона для лінійно роздільної задачі.
Практичне заняття 17	Побудова MLP для класифікації за допомогою Scikit-learn та Keras/PyTorch.
Практичне заняття 18	МКР

6. Самостійна робота студента

Самостійна робота студента передбачає:

підготовку до аудиторних занять – 36 год;

підготовку до модульної контрольної роботи – 2 год;

підготовку до заліку – 10 год.

Політика та контроль

7. Політика навчальної дисципліни (освітнього компонента)

На момент проведення кожного заняття, як лекційного, так і практичного, у студента на пристрої, з якого він працює, має бути встановлено додаток Zoom (у випадку дистанційного навчання), Jupyter Notebook, а також відкрито курс «Машинне навчання» на платформі «Сікорський» (код доступу до курсу надається на першому занятті згідно з розкладом). Силабус; лекційний матеріал; завдання до кожного практичного заняття; модульна контрольна робота у вигляді тестового завдання; методичні рекомендації до виконання практичних робіт та розрахунково-графічної роботи; варіанти залікової контрольної роботи розміщено на платформі «Сікорський» та у системі «Електронний Кампус КПІ».

Під час проходження курсу «Машинне навчання» студенти зобов'язані дотримуватись загальних моральних принципів та правил етичної поведінки, зазначених у Кодексі честі Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

Дедлайни виконання кожного завдання зазначено у курсі «Машинне навчання» на платформі «Сікорський».

Усі без виключення студенти зобов'язані дотримуватись вимог Положення про систему запобігання академічному плагіату в Національному технічному університеті України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського».

За участь у Всеукраїнській олімпіаді (конкурсі наукових робіт) студенту нараховується 5 (I тур) або 10 (II тур) балів. За написання статті та її публікацію студенту нараховується 10 балів (видання, що входить до Scopus або Web of Science) або 6 балів (фахове видання України). За публікацію тез доповіді на науковій конференції – 3 бали. Загальна сума заохочувальних балів не може перевищувати 10 балів.

8. Види контролю та рейтингова система оцінювання результатів навчання (PCO)

Поточний контроль: завдання в рамках практичного заняття (17 практичних занять × 5 балів = 85 бали), МКР (проводиться безпосередньо на практичному занятті, у присутності викладача, 15 балів). МКР виконується у вигляді тесту. По закінченню заняття тест закривається і

не підлягає переписуванню або виконанню дома. Тест містить п'ятнадцять запитань і декілька відповідей до кожного з них, одна з яких вірна. Кожна правильна відповідь оцінюється в 1 бал.

Завдання в рамках практичного заняття оцінюються в 5 балів за такими критеріями:

- «відмінно» – повна відповідь (не менше 90 % потрібної інформації), надані відповідні обґрунтування та особистий погляд – 5 балів;
- «добре» – достатньо повна відповідь (не менше 75 % потрібної інформації), що виконана згідно з вимогами до рівня «умінь» або містить незначні неточності – 4 бали;
- «задовільно» – неповна відповідь (не менше 60 % потрібної інформації), виконана згідно з вимогами до «стереотипного» рівня та містить деякі помилки – 3 бали;
- «незадовільно» – незадовільна відповідь – 0 балів.

Календарний контроль: проводиться двічі на семестр як моніторинг поточного стану виконання вимог силабусу. Умовою позитивного першого та другого календарного контролів є отримання не менше 50 % максимально можливого на момент відповідного календарного контролю рейтингу.

$$RC(\min) = 5 \cdot 5 + 5 = 30 \text{ балів}$$

Семестровий контроль: залік. Умови допуску до семестрового контролю: виконані і зараховані практичні, МКР.

Студенти, які виконали всі умови допуску до заліку та мають рейтингову оцінку 60 і більше балів, отримують відповідну до набраного рейтингу оцінку без додаткових випробувань. Сума рейтингових балів, отриманих студентом протягом семестру, переводиться до підсумкової оцінки згідно з таблицею.

Якщо сума балів менша за 60, але виконані практичні, МКР студент виконує залікову роботу. Студент, який у семестрі отримав більше 60 балів, але бажає підвищити свій результат, може теж взяти участь у заліковій роботі.

На заліку студенти виконують письмову контрольну роботу, яка оцінюється в 100 балів.

Контрольне завдання цієї роботи складається з двох теоретичних запитань з тематики, що надана у формі питань у додатку до силабусу та задачі.

Кожне теоретичне запитання оцінюються в 33 бали за такими критеріями:

- «відмінно» – повна відповідь (не менше 90 % потрібної інформації), надані відповідні обґрунтування та особистий погляд – 33-30 балів;
- «добре» – достатньо повна відповідь (не менше 75 % потрібної інформації), що виконана згідно з вимогами до рівня «умінь» або містить незначні неточності – 29-26 балів;
- «задовільно» – неповна відповідь (не менше 60 % потрібної інформації), виконана згідно з вимогами до «стереотипного» рівня та містить деякі помилки – 25 – 20 балів;
- «незадовільно» – незадовільна відповідь – 0 балів.

Задача оцінюється в 34 бали за такими критеріями:

- «відмінно» – повна відповідь (не менше 90 % потрібної інформації), надані відповідні обґрунтування та особистий погляд – 34-30 балів;
- «добре» – достатньо повна відповідь (не менше 75 % потрібної інформації), що виконана згідно з вимогами до рівня «умінь» або містить незначні неточності – 29-25 балів;
- «задовільно» – неповна відповідь (не менше 60 % потрібної інформації), виконана згідно з вимогами до «стереотипного» рівня та містить деякі помилки – 24 – 20 балів;
- «незадовільно» – незадовільна відповідь – 0 балів.

Таблиця відповідності рейтингових балів оцінкам за університетською шкалою:

Кількість балів	Оцінка
100-95	Відмінно
94-85	Дуже добре
84-75	Добре
74-65	Задовільно
64-60	Достатньо
Менше 60	Незадовільно
Не виконані умови допуску	Не допущено

9. Додаткова інформація з дисципліни (освітнього компонента)

Перелік питань, які виносяться на семестровий контроль, наведено у додатку до силабусу.

Здобувач вищої освіти має можливість пройти онлайн курс(и) за однією або декількома темами, передбаченими робочою програмою навчальної дисципліни. Онлайн курс здобувач може обрати самостійно або за рекомендацією викладача. 1 год прослуханого курсу оцінюється у 0,83 бали. Максимальна кількість годин, яка може бути зарахована за результатами неформальної освіти, становить 12 год, відповідно максимальна кількість балів за такі результати становить – 10 балів.

Робочу програму навчальної дисципліни (силабус):

Складено доц., к. т. н., доц. Босак Аллою Василівною

Ухвалено: кафедрою АЕМК (протокол №27 від 23.06.26 р.)

Погоджено: НМК НН ІЕЕ (протокол №43 від 29.06.26 р.)

Додаток до syllabusу освітнього компонента
курсу «Машинне навчання»
Перелік запитань, що виносяться на семестровий контроль

Розділ 1. Вступ та основи керованого навчання

1. Дайте визначення машинного навчання. Опишіть три основні парадигми навчання (кероване, некероване, з підкріпленням) та наведіть приклади задач для кожної з них.
2. Опишіть основні етапи життєвого циклу проєкту з машинного навчання. Яка роль дослідницького аналізу даних (EDA)?
3. Поясніть необхідність попередньої обробки даних. Опишіть методи масштабування числових ознак (Standardization, Normalization) та кодування категоріальних ознак (One-Hot Encoding, Label Encoding).
4. Сформулюйте задачу лінійної регресії. Запишіть функцію втрат (MSE) та поясніть метод найменших квадратів для знаходження параметрів моделі.
5. Що таке перенавчання (Overfitting) та недонавчання (Underfitting)? Поясніть компроміс між зміщенням та дисперсією (Bias-Variance Tradeoff).
6. Які методи регуляризації ви знаєте? Поясніть ідею L1 (Lasso) та L2 (Ridge) регуляризації та їхній вплив на коефіцієнти моделі.
7. Поясніть принцип роботи логістичної регресії. Яка функція активації використовується і чому? Що таке функція втрат Log Loss (крос-ентропія)?
8. Опишіть матрицю помилок (Confusion Matrix). Дайте визначення та поясніть метрики Accuracy, Precision, Recall та F1-score. У яких випадках Accuracy може бути поганою метрикою?
9. Що таке ROC-крива та метрика AUC-ROC? Як вони використовуються для оцінки якості бінарного класифікатора?

Розділ 2. Просунуті методи керованого навчання

1. Поясніть принцип роботи алгоритму k-найближчих сусідів (k-NN). Які переваги та недоліки цього методу? Чому для нього важливе масштабування ознак?
2. Поясніть основну ідею методу опорних векторів (SVM). Що таке розділяюча гіперплощина, зазор (margin) та опорні вектори?
3. Що таке "ядерний трюк" (Kernel Trick) в SVM? Наведіть приклади ядер та поясніть, коли їх доцільно використовувати.
4. Опишіть структуру дерева рішень. Як відбувається процес його побудови? Поясніть критерії розбиття: індекс Джині та приріст інформації (на основі ентропії).
5. Що таке ансамблеві методи? Поясніть ідею беггінгу (Bagging) та принцип роботи алгоритму Випадковий ліс (Random Forest).
6. Поясніть ідею бустингу (Boosting). Чим він принципово відрізняється від беггінгу? Опишіть загальну схему роботи алгоритму градієнтного бустингу.
7. Для чого використовується крос-валідація (Cross-Validation)? Опишіть алгоритм K-блокової крос-валідації.
8. Що таке гіперпараметри моделі? Опишіть методи їх підбору: пошук по сітці (Grid Search) та випадковий пошук (Randomized Search).

Розділ 3. Некероване навчання та вступ до глибинного навчання

1. Сформулюйте задачу кластеризації. Детально опишіть кроки алгоритму k-середніх (K-Means).
2. Як визначити оптимальну кількість кластерів для алгоритму K-Means? Опишіть метод "ліктя" та ідею коефіцієнта силуету.
3. Поясніть суть "прокляття розмірності". Які цілі переслідує зменшення розмірності даних?
4. Поясніть геометричну ідею методу головних компонент (PCA). Що таке головні компоненти і як вони знаходяться?
5. Опишіть математичну модель штучного нейрона. Поясніть архітектуру та принцип роботи перцептрона.
6. У чому полягає обмеження перцептрона? Наведіть приклад задачі (напр., XOR), яку він не може вирішити, та поясніть чому.

7. Опишіть архітектуру багатошарового перцептрона (MLP). Яка роль нелінійних функцій активації (напр., ReLU, Sigmoid)?

8. Поясніть загальну ідею алгоритму зворотного поширення помилки (Backpropagation). Яка його роль у навчанні нейронних мереж?